

# Обзор Типов Нейронных Систем для Анализа Медицинских Изображений

Зоя Дударь  
к.т.н., профессор  
кафедра Программной Инженерии  
Харьковский национальный университет  
радиоэлектроники  
Харьков, Украина  
zoia.dudar@nure.ua

Екатерина Зыбина  
аспирант, ассистент  
кафедра Программной Инженерии  
Харьковский национальный университет  
радиоэлектроники  
Харьков, Украина  
kateryna.zybina@nure.ua

## Overview of the Types of Neural Systems for the Analysis of Medical Images

Zoia Dudar  
PhD, associate professor  
Department of System Engineering  
Kharkiv National University  
of Radio Electronics  
Kharkiv, Ukraine  
zoia.dudar@nure.ua

Kateryna Zybina  
postgraduate, teaching assistant  
Department of System Engineering  
Kharkiv National University  
of Radio Electronics  
Kharkiv, Ukraine  
kateryna.zybina@nure.ua

**Аннотация**—Целью работы является рассмотрение основных типов нейронных сетей, которые могут быть применены при медицинском анализе изображений, для постановки или уточнения диагноза, а также для прогнозирования развития болезни в дальнейшем.

**Abstract**—The aim of the work is to examine the main types of neural networks that can be used in medical image analysis, to establish or refine the diagnosis, and to predict the development of the disease in the future.

**Ключевые слова**—медицина, нейронные сети, диагноз, гибридные нейронные сети, распознавание образов, сегментация изображений, сверточные нейронные сети.

**Keywords**—medicine, neural networks, diagnosis, hybrid neural networks, pattern recognition, image segmentation, convolutional neural networks.

### I. ВВЕДЕНИЕ

Понятие нейронных сетей появилось в прошлом веке. Но уже в настоящее время с их помощью удалось решить множество задач, которые сложно решить обычными способами, например: распознавание образов, адаптивное

управление, аппроксимация функционалов, создание экспертных систем, прогнозирование, организация ассоциативной памяти. В задачах, где традиционные технологии бессильны, нейронные сети часто выступают как единственная эффективная методика решения.

Очень важной областью, в которой осуществляется значительное развитие нейронных сетей – медицина. Нейронные сети в медицине позволяют создавать не просто информационные системы, а непосредственно, экспертные системы, которые позволяют обнаруживать и уточнять диагноз пациента. Однако, сложность выбора оптимальной архитектуры нейронной сети и большие вычислительные затраты при обучении для решения сложных задач, среди которых такие задачи, как прогнозирование и распознавание, сдерживают их массовое применение.

Применение нейронных сетей в медицине базируется на фундаментальном допущении – замене прогнозирования распознаванием. Нейросеть не предсказывает будущее, она старается “узнать” в



состоянии больного ранее встречавшуюся ситуацию и максимально точно воспроизвести диагноз.

## II. ОБЗОР ОСНОВНЫХ ТИПОВ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Одной из нейронных сетей, которые могут быть использованы для анализа медицинских изображений - сеть прямого распространения (feed forward neural networks, FF или FFNN). Такие сети очень прямолинейны, они передают информацию от входа к выходу, где каждый слой состоит из входных, скрытых или выходных клеток. Клетки одного слоя не связаны между собой, а соседние слои обычно полностью связаны. Самая простая нейронная сеть имеет две входных клетки и одну выходную, и может использоваться в качестве модели логических вентилей. В работе [1] рассматриваются все типы данных сетей и их преимущества и недостатки, когда они применяются к принятию решений в области биомедицины, а именно к обнаружению и диагностики рака толстой кишки. К основным недостаткам можно отнести:

- рассматриваются как методы «черного ящика», нельзя точно понять, какие взаимодействия моделируются в их скрытых слоях по сравнению со статистическими моделями «белого ящика»;

- имеют ограниченные возможности для определения возможных причинно-следственных связей;

- требуют длительной разработки и времени для оптимизации;

- их сложнее использовать на местах из-за вычислительных требований [2-4].

Более эффективными, по сравнению с сетями прямого распространения, являются гибридные нейронные сети (ГНС). Они представляют собой объединение нескольких нейронных сетей для решения определенных задач. Данное свойство позволяет разделить сложную задачу на более простые подзадачи, и архитектура нейронных сетей может быть оптимизирована под конкретную задачу.

Чаще всего, в качестве основы для гибридной нейронной сети служит принцип сверточной нейронной сети. Сверточная нейронная сеть — нейронная сеть, в которой присутствует слой свёртки (convolutional layer). Обычно в свёрточных нейронных сетях также присутствуют слой субдискретизации (pooling layer) и полносвязный слой (fully connected layer). Сверточные нейронные сети применяются для оптического распознавания образов, классификации изображений, детектирования предметов, семантической сегментации и других задач.

Сверточные нейронные сети обеспечивают частичную устойчивость к изменениям масштаба, смещениям, поворотам, смене ракурса и прочим искажениям. Они объединяют три архитектурных идеи, для обеспечения

инвариантности к изменению масштаба, повороту сдвигу и пространственным искажениям:

- локальные рецепторные поля (обеспечивают локальную двумерную связность нейронов);

- общие синаптические коэффициенты (обеспечивают детектирование некоторых черт в любом месте изображения и уменьшают общее число весовых коэффициентов);

- иерархическая организация с пространственными подвыборками.

В работе [5] рассматривается применение, степень обучаемости и настройки как раз таких сверточных нейронных систем в таких областях:

- обнаружение полипов в колоноскопии видео;

- оценка качества изображения в видеороликах колоноскопии;

- обнаружение легочной эмболии в компьютерной томографии;

- сегментирование границы интерферона в ультрасонографические изображения.

Большое количество работ по использованию свёрточных нейронных сетей посвящено диагностике опухолей молочной железы - дифференциальной диагностики злокачественных и доброкачественных опухолей. Для работы таких искусственных нейронных сетей по определению какая это опухоль – доброкачественная, или злокачественная, используются данные маммографии (термографии, сканографии молочной железы) [6, 7, 8].

Диагностику опухолей молочной железы проводят также по данным УЗИ [9]. Описана нейросеть, которая планирует лечебную тактику у больных с этим заболеванием [10]. Некоторые авторы проводят нейросетевой прогноз исхода заболевания и появление рецидива опухоли [11, 12]. Ряд работ посвящен решению проблемы ранней диагностики рака молочной железы с использованием нейросетевых технологий [13]. Гистологическая верификация диагноза положена в основу работы нейросети для выбора адьювантной терапии [14].

В работах [15-17] авторами рассматриваются самоорганизующиеся нейронные сети (СОМ) в качестве ядра алгоритмов для работы с медицинскими изображениями, в том числе, для их сегментации и распознавания границ. Поскольку СОМ не используют никаких априорных знаний о назначении класса вокселей и приводят к полностью неконтролируемым методам сегментации, что позволяет автоматически обнаруживать различные классы тканей и обнаружения чужеродных образований.



В работе [14] была разработана конкурентная модель обучения SOM, которая группирует пиксели в кластеры. Этот конкурентный процесс обнаруживает сходство между пикселями, что приводит к неконтролируемому способу сегментирования изображения. Более того, границы кластеров переопределяются с использованием метода энтропийного градиента. Весь процесс позволяет определить сегменты, присутствующие на изображении, без какой-либо априорной информации. Таким образом, есть возможность без априорной информации поставить правильный диагноз.

В работах [18] и [19] авторами рассмотрено применение нейронных сетей GMDH (Group Method of Data Handling) в медицине для распознавания изображений. Такие алгоритмы могут автоматически использовать архитектуру нейронной сети с использованием эвристического метода самоорганизации. В логистических системах нейронных сетей типа GMDH генерируется множество сложных нелинейных комбинаций входных переменных, удовлетворяющих сложности нелинейной системы, и выбираются только полезные комбинации входных переменных для организации нейронной сетевой архитектуры. В работе [18] приводятся доказательства того, что нейронные сети GMDH-типа - точный и полезный метод для распознавания изображений в медицине. В [19] нейронные сети GMDH типа применяются для распознавания изображений легких.

В работе [20] предложена гибридная модель на базе вероятностной нейронной сети с суммированием результатов экспертов при определении выходного значения для классификации входных изображений. В работе решается задача классификации образов на три класса - меланома, лентиго, невус. Данная модель позволяет значительно снизить вычислительные затраты на обучение гибридной нейронной сети. Снижение затрат достигается за счет того, что каждый эксперт обучается на определенной, заранее выделенной для него, обучающей выборке.

Для распознавания глаукомы с помощью нейронных сетей автор [21] для задачи сегментации изображения предлагает использовать глубокие сверточные сети с техникой transfer learning. Данная технология использовать готовые нейронные сети для решения задач нового типа, не тех, для которых сети предварительно обучались. В работе [22] - обучаются фильтры свертки с помощью алгоритма Gentle Adaboost. За счёт применения полносверточных нейронных сетей и их последующей модификации, автору удалось построить метод сегментации изображения органов глаза для диагностики глаукомы. В качестве базовой нейронной сети была выбрана сеть VGG-16 [23].

Непосредственно к изображению применяется сверточная нейронная сеть, за основу которой взята модель архитектуры U-Net, которая показала очень

высокие результаты на многих соревнованиях по сегментации биомедицинских изображений. U-Net была изначально построена для работы с обучающими выборками малого объема.

VGG16 - это сверточная нейронная сеть, которая содержит 16 слоев. Сеть состоит из двух частей.

Первая часть сети выделяет характерные признаки в изображении. Состоит из чередующихся каскадов свертки и подвыборки. Сначала идут два каскада свертка-свертка-подвыборка, а затем три каскада свертка-свертка-свертка-подвыборка. Размер узла свертки во всех слоях 3x3. При подвыборке производится выбор максимального значения (Max Pooling) из квадрата размером 2x2.

Вторая часть отвечает за классификацию объекта на изображении по выделенным на предыдущем этапе признакам. Эта часть содержит три полносвязных слоя. В первых двух слоях 4096 нейронов, а в последнем - 1000 нейронов (по количеству классов объектов).

На вход сеть VGG16, получает изображение размером 224x224 пиксела, 3 канала цвета (красный, зеленый и синий). На выходе сеть выдает вероятности (в формате one hot encoding), что на изображении тот или иной класс объекта.

Также, на данный момент, искусственные нейронные сети применяются для ранней диагностики заболевания сахарным диабетом. В данной работе [24] использовалась модель многослойного персептрона (нейронная сеть прямого распространения) обученная на основе алгоритма обратного распространения ошибки. Многослойный персептрон обладает высокой степенью связности, реализуемой посредством синаптических соединений. Изменение уровня связности сети требует изменения множества синаптических соединений или их весовых коэффициентов. Комбинация всех этих свойств наряду со способностью к обучению на собственном опыте обеспечивает вычислительную мощь многослойного персептрона

Также, для диагностики заболевания сахарным диабетом могут применяться такие модели нейронных сетей:

- нелинейная авторегрессионная сеть (Nonlinear Autoregressive Network -NARX-сеть). Наличие обратных связей позволяет NARX-сети принимать решения, основываясь не только на входных данных, но и с учетом предыстории состояний динамического объекта;

- сеть Элмана - частный случай многослойной рекуррентной сети (Layer-Recurrent Network - LRN-сеть) один из видов рекуррентной сети, которая получается из многослойного персептрона введением обратных связей, только связи идут не от выхода сети, а от выходов внутренних нейронов. Это позволяет учесть предысторию наблюдаемых процессов и накопить информацию для выработки правильной стратегии управления.;



– опережающая сеть прямого распространения (Feed-Forward Network - FFN-сеть).

### III. ВЫВОДЫ

Нейронные сети - исключительно мощный метод моделирования, позволяющий воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости и является отличным инструментом решения задач, в которых линейная аппроксимация неудовлетворительна.

В результате изучения типов нейронных сетей можно сделать вывод, что области их применения очень широки. Они применяются, для обнаружения раковых опухолей, обнаружения и диагностики глаукомы, обнаружения сахарного диабета на ранних стадиях, нахождения и диагностики бляшек в кровеносных сосудах и т.д.

Наиболее распространенным типом нейронных сетей являются – гибридные нейронные сети. Несомненное их преимущество в том, что с помощью них можно комбинировать несколько различных типов сетей. Главным же недостатком в этой области является то, что каждая из типов сетей является узконаправленной, что не дает возможности получить обобщенный анализ всего организма в целом, а только его отдельно взятых частей. Еще одним спорным вопросом является - выбор типа нейронной системы для анализа изображения, обучающего алгоритма и обучающей выборки.

### ЛИТЕРАТУРА REFERENCES

- [1] Ahmed F. Artificial neural networks for diagnosis and survival prediction in colon cancer. *Mol Cancer*. 4: 29, 2005
- [2] Tetko IV: Efficient partition of learning data sets for neural network training. *Neural Networks*. 1997, 10: 1361-1374. 10.1016/S0893-6080(97)00005-1
- [3] Stager F, Agrawal M: Three methods to speed up the training of feedforward and feedback perceptron. *Neural Networks*. 1997, 10: 1435-1443. 10.1016/S0893-6080(97)00053-1
- [4] Shepherd AJ: *Second-order Methods for Neural Networks*. 1997, Springer, London.
- [5] N. Tajbakhsh, J.Y. Shin, S.R. Gurudu et al., "Convolutional neural networks for medical image analysis: full training or fine tuning?", *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 35, no. 5, pp. 1299-1312, 2016.
- [6] Elter M, Schulz-Wendtland R, Wittenberg T. The prediction of breast cancer biopsy outcomes using two CAD approaches that both emphasize an intelligible decision process // *Med Phys*. – 2007. – Vol.34, №11. – P.4164-4172.
- [7] Fogel D.B., Wasson E.C., Boughton E.M., Porto V.W. A step toward computer-assisted mammography using evolutionary programming and neural networks // *Cancer Lett*. – 1997. – Vol.119, №1. – P. 93-97
- [8] Koay J., Herry C., Frize M. Analysis of breast thermography with an artificial neural network: *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.* – 2004. – Vol.2. – P.159-162
- [9] Казаков В.Н., Климовицкий В.Г., Владимирский А.В. Телемедицина. –Донецк.: Б.и. – 2002. – 100с
- [10] Zheng B., Leader J.K., Abrams G.S., Lu A.H., Wallace L.P., Maitz G.S., Gur D. Multiviewbased computer-aided detection scheme for breast masses // *Med Phys*. – 2006. – Vol. 33, №9. – P. 3135-3143.
- [11] Jerez-Aragonés J.M., Gómez-Ruiz J.A., RamosJiménez G., Muñoz-Pérez J., Alba-Conejo E.A. combined neural network and decision trees model for prognosis of breast cancer relapse // *Artif. Intell. Med*. – 2003. – Vol. 27, №1. – P. 45-63.
- [12] Lundin J., Burke H.B., Toikkanen S., Pykkänen L., Joensuu H. Artificial neural networks applied to survival prediction in breast cancer // *Oncology*. – 1999. – Vol.57, №4. – P.281-286
- [13] Gruvberger-Saal S.K., Edén P., Ringnér M., Baldetorp B., Chebil G., Borg A., Fernö M., Peterson C., Meltzer P.S. Predicting continuous values of prognostic markers in breast cancer from microarray gene expression profiles // *Mol. Cancer. Ther.* – 2004. – Vol.3, №2. – P.161-168
- [14] Lundin J., Lundin M., HolliK., Kataja.V., Elomaa L, Pykkänen L., Turpeenniemi-Hujanen T., Joensuu H. Omission of histologic grading from clinical decision making may result in overuse of adjuvant therapies in breast cancer: results from a nationwide study // *J. Clin. Oncol.* – 2001. – Vol.19, №1. – P.28-36.
- [15] Jiang, P. Trundle\*, J. Ren. Medi-cal image analysis with artificial neural net-works // *Computerized Medical Imaging and Graphics* 34 (2010) 617–631
- [16] A. Ortiz, J. M. Gorriz, J. Ramirez, and D. Salas-Gonzalez. Unsupervised Neural Techniques Applied to MR Brain Image Segmentation // *Hindawi Publishing Corporation Advances in Artificial Neural Systems* Volume 2012, Article ID 457590, 7 pages
- [17] Amir Maleki Anvar, Alireza Mohammadi, Abdolhamid Pilevar. SOM Neural Network as a Method in Image Color Reduction // *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*,VOL.13 No.2, February 2013 p. 64-68
- [18] Kondo T., Pandya A.S. Medical image recognition by using logistic GMDH-type neural networks – SICE 2001. *Proceedings of the 40th SICE Annual Conference. International Session Papers.* – 240 p.
- [19] Kondo T., Pandya A.S., Zurada J.M. – SICE 1999. *Proceedings of the 38th SICE Annual Conference. International Session Papers.* – 320 p.
- [20] Новосельцев И. В. Гибридные нейронные сети для распознавания образов / И. В. Новосельцев, Н. Г. Аксак, О. Ю. Барковская // *Система обробки інформації*. - 2007. - Вип. 3. - С. 60-64. - Режим доступу: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/soi\\_2007\\_3\\_22](http://nbuv.gov.ua/UJRN/soi_2007_3_22)
- [21] Sevastopolsky Artem. Optic Disc and Cup Segmentation Methods for Glaucoma Detection with Modification of U-Net Convolutional Neural Network // *arXiv preprint arXiv:1704.00979*. — 2017
- [22] Deep retinal image understanding / Kevis-Kokitsi Maninis, Jordi Pont-Tuset, Pablo Arbel'aez, Luc Van Gool // *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention / Springer*. — 2016. — Pp. 140– 148
- [23] Simonyan Karen, Zisserman Andrew. Very deep convolutional networks for largescale image recognition // *arXiv preprint arXiv:1409.1556*. — 2014.
- [24] Мустафаев А.Г. Применение искусственных нейронных сетей для ранней диагностики заболевания сахарным диабетом // *Кибернетика и программирование*. — 2016. - № 2. - С.1-7. DOI: 10.7256/2306-4196.2016.2.17904.

